

3.4. 潜熱加熱推定アルゴリズム (重 尚一)

(1) 現在の主なアルゴリズム

TRMM データから潜熱加熱プロファイルを推定するために開発された a) Convective-Stratiform Heating (CSH) アルゴリズム、b) Goddard Profiling (GPROF) 加熱アルゴリズム、c) Hydrometeor Heating (HH) アルゴリズム、d) Precipitation Radar Heating (PRH) アルゴリズム、そして e) Spectral Latent Heating (SLH) アルゴリズムについて簡単に紹介する。尚、これらのアルゴリズムの適用例は Tao *et al.* (2006) で紹介されている。また、この他に PR データとゾンデデータを組み合わせて推定するアルゴリズム (Magagi and Barros, 2004) や、PR-TMI 複合アルゴリズムによって推定された降雨プロファイルに SLH アルゴリズムと似た過程で潜熱加熱プロファイルを割り当てたデータベースに基づく TMI アルゴリズム (Grecu and Olson, 2006) が開発されている。

a) CSH アルゴリズム

CSH アルゴリズム (Tao *et al.*, 1993) は、メソ対流系全体の潜熱加熱プロファイルが対流性加熱と層状性加熱の割合で決まるという仮定の下、潜熱加熱プロファイルを次式のように対流性降雨と層状性降雨の降雨量の割合によって求めている。

$$Q(z) = P_{conv} \cdot Q(z)_{conv} + P_{stra} \cdot Q(z)_{stra} \quad (1)$$

ここで、 P_{conv} と P_{stra} は対流性領域および層状性領域での降水量の観測値で、 $Q(z)_{conv}$ と $Q(z)_{stra}$ は雲解像モデル (CRM) から得られる対流性領域および層状性領域での潜熱加熱プロファイルである。式 (1) から明らかなように、CSH アルゴリズムは選択された $Q(z)_{conv}$ と $Q(z)_{stra}$ への依存度が非常に高い。

b) GPROF 加熱アルゴリズム

GPROF 加熱アルゴリズム (Olson *et al.*, 1999) は、降水プロファイルを求める GPROF アルゴリズム (Kummerow *et al.*, 1996) と同様に CRM によって生成されたデータベースからベイズの定理によって、衛星搭載マイクロ波放射計で観測された輝度温度と近い輝度温度を持つプロファイルからの平均値として推定する。潜熱加熱プロファイルの推定には対流性降雨・層状性降雨の割合の推定が非常に重要であるため、GPROF V5 ではマイクロ波放射輝度温度の水平勾配に基づく方法と水平偏波と垂直偏波の輝度温度差に基づく方法を組み合わせて対流・層状の判別を行っている (Olson *et al.*, 2001)。

c) HH アルゴリズム

HH アルゴリズム (Yang and Smith, 1999a,b) は、定常状態の仮定の下で鉛直方向の各層に水物質の保存則を適用し、水物質の鉛直プロファイルから潜熱加熱を推定する。例えば、ある層で液体凝結物が収束していれば、蒸発あるいは凝固のように液体凝結物を消費する雲微物理過程とバランスしていると考え、逆に発散していれば凝結あるいは融解のように液体凝結物を供給する雲微物理過程とバランスしていると考えて潜熱加熱を推定する。このアルゴリズムには、各水物質の落下速度だけでなく鉛直流の情報も必要であるが、水物質プロファイルから重回帰によって推定されている。

d) PRH

PRH アルゴリズム (Satoh and Noda, 2001) は、1次元の熱力学的リトリーバル法 (Roux and Sun, 1990) を基礎として PR データから潜熱加熱プロファイルを推定するアルゴリズムである。このアルゴリズムで必要となる鉛直流のプロファイルは、対流性・層状性降雨タイプ別に4次関数で決められている。決められた鉛直流と PR で観測された降雨プロファイルから降水の生成率を求める。降水の生成率が負の場合には、蒸発による冷却を計算する。一方、降水の生成率が正の場合は飽和状態を仮

定し、4 次関数で決められた鉛直流と水蒸気の飽和混合比から潜熱加熱を算出する。そして最後に、各ピクセルで潜熱加熱の鉛直積分量と地上降雨強度が合うように繰り返し計算で調整している。

e) SLH

SLH アルゴリズム (Shige *et al.*, 2004) は、Takayabu (2002) による PR 降水プロファイルのスペクトル表示を基礎に開発された、PR データから潜熱加熱プロファイルを推定するアルゴリズムである。このアルゴリズムでは、CRM を用いて作成された対流性降雨、浅い層状性降雨、及び深い層状性降雨の潜熱加熱プロファイル Look-up テーブルが用いられる。対流性及び浅い層状性降雨の Look-up テーブルは、降雨頂を指標として作成されている。一方、深い層状性降雨の Look-up テーブルは、融解層での降雨強度を指標として作成されている。これは、PR が小さい氷晶の卓越している深い層状性領域上層では降雨頂を正しく検出できないことを考慮したためである。

(2) 潜熱加熱アルゴリズムの検証

潜熱加熱プロファイルは高層観測網のデータから熱・水蒸気収支解析によって間接的に求めることができる (いわゆる診断的研究)。しかしながら、潜熱加熱アルゴリズムの検証に使える TRMM 打ち上げ後のデータは非常に限られている。そのため、アルゴリズムの入力値として必要なパラメータを CRM のシミュレーション・データから用いて潜熱加熱プロファイルを再構築し、CRM によってシミュレートされた潜熱加熱プロファイルと比較する整合性チェックが行われてきた。図3.4-1 は、Goddard Cumulus Ensemble Model (GCE) による TOGA-COARE 領域の準 2 日周期波のシミュレーション・データを用いて行われた SLH アルゴリズムと CSH アルゴリズムの整合性チェックの結果である (Shige *et al.*, 2004)。準 2 日周期波の発達段階 (図3.4-1b) および成熟段階 (図3.4-1c) では、SLH および CSH 両者ともに GCE のシミュレート結果とよく一致する潜熱加熱プロファイルを再構築している。一方、浅い対流段階 (図3.4-1a) では SLH は降雨頂の情報によって GCE の結果とよく一致する浅い加熱プロファイルを再構築しているが、CSH は深い加熱プロファイルを再構築してしまっている。また、地上無降雨の衰退段階 (図3.4-1a) において、SLH は GCE の結果とよく一致する層状性加熱プロファイルを再構築しているが、CSH の再構築したプロファイルの振幅はほぼゼロである。これは、地上無降雨でも SLH は融解層の降雨強度を用いて加熱プロファイルを推定できるが、CSH は式 (1) から明らかなように振幅がゼロになるためである。

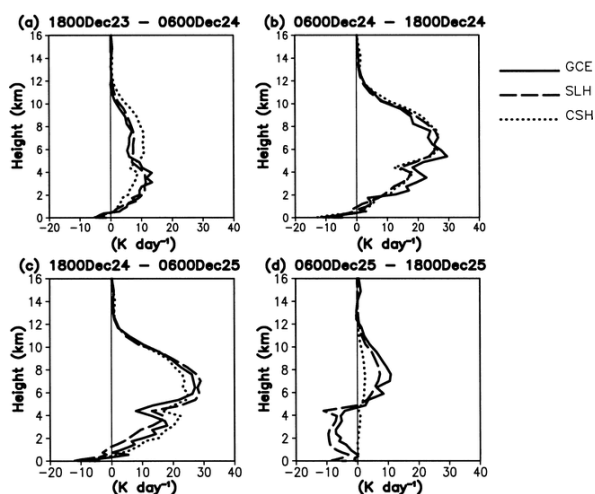


図3.4-1 GCE による TOGA-COARE 領域の準 2 日周期波のシミュレーション・データを用いて行われた SLH アルゴリズムと CSH アルゴリズムの整合性チェック (Shige *et al.*, 2004)。

3. アルゴリズム

整合性チェックはアルゴリズムのパフォーマンスを評価するのに有効なステップであるが、次にアルゴリズムを実際の衛星データに適用し、独立して得られた潜熱加熱プロファイルと比較検証する必要がある。これまで検証に最も用いられているのは Johnson and Ciesielski (2002) による SCSMEX NES A 領域の Q_1 プロファイルである (Magagi and Barros, 2004; Grecu and Olson, 2006)。図3.4-2は、PR2A25 V6 の降雨プロファイルから SLH アルゴリズムによって推定された SCSMEX NES A 領域の Q_{1Rp} プロファイル ($Q_{1R} = Q_1 - Q_R$ で、 p は降水に関連したという意味) と診断的に求められた Q_1 との比較結果である (Shige *et al.*, 2006)。SLH アルゴリズムから推定された Q_{1Rp} は Q_1 と加熱最大値の高度等いくつかの特徴でよく一致しているが、振幅はいくらか大きい。これは、SLH アルゴリズムの推定値には放射による冷却 Q_R が含まれていないためである。GCE モデルによってシミュレートされた SCSMEX ケースの Q_R を SLH アルゴリズムから推定された Q_{1Rp} に足すと ($Q_{1Rp} + Q_R$)、加熱最大値の高度ばかりでなく振幅も診断的に求められた Q_1 と良く一致している。

図3.4-2において、9 km以上の高度においてSLHアルゴリズムから推定された $Q_{1R} + Q_R$ が診断的に求められた Q_1 に比べて小さい。Magagi and Barros (2004) も同様な結果を示しており、これはPRの氷粒子に対する感度やPR2A25の氷相降水推定に問題があると考えられる。一方、SLHアルゴリズムから推定された $Q_{1Rp} + Q_R$ は、診断的に求められた Q_1 に比べて下層で大きい。これは、PRの観測幅が狭いことによるサンプリングエラーの影響でSLHアルゴリズムから対流性の加熱を層状性の冷却に比べて強く推定しているためである。Grecu and Olson (2006) は、サンプリングエラーのためにPR-TMI複合アルゴリズム (PRの観測幅に限定) による地上降雨強度の推定値がTMIからの推定値に比べてSCSMEX領域のゾンデから診断的に求められた地上降雨強度との相関が低いことを示している (図3.4-3a)。潜熱加熱プロファイルの推定においても、推定精度はPR-TMI複合アルゴリズム (図3.4-3c) の方がTMIアルゴリズム (図3.4-3b) よりも高いと思われるが、サンプリングエラーの影響を大きく受けている。

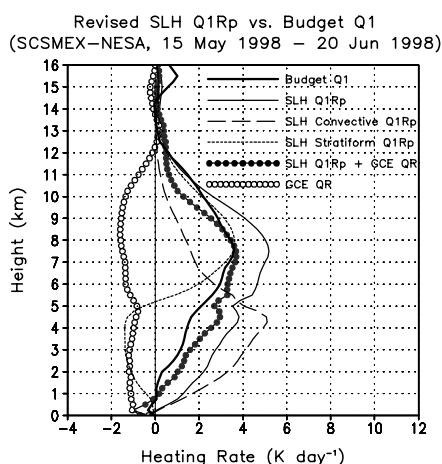


図3.4-2 PR2A25 V6 の降雨プロファイルから SLH アルゴリズムによって推定された SCSMEX NES A 領域の Q_{1Rp} プロファイル (Q と診断的に求められた Q_1 との比較結果 (Shige *et al.*, 2006))。

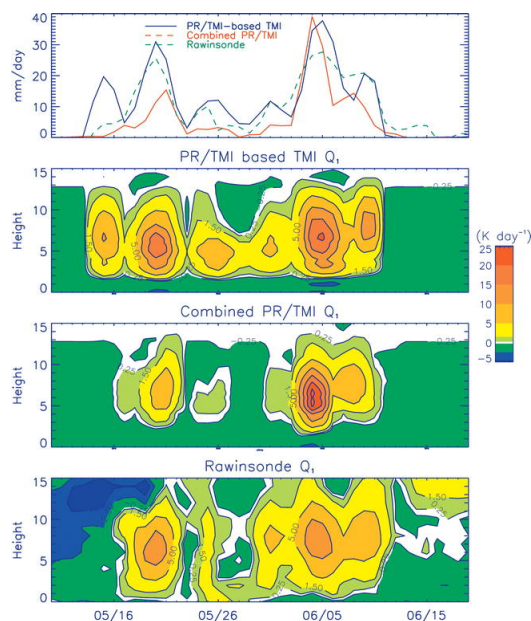


図3.4-3 SCSMEX NESA 領域における地上降水強度と Q_1 プロファイルの時間変化。1 段目は様々な方法による地上降水強度の推定値、2 段目は PR-TMI データベースに基づく TMI からの Q_1 の推定、3 段目は PR-TMI 複合アルゴリズム (PR の観測幅に限定) による Q_1 の推定、4 段目は診断的に求められた Q_1 (Grecu and Olson, 2006)。

(3) GPM および GPM 以降への期待

対流性領域と層状性領域の判別を降雨プロファイルから直接的に行える PR は、TMI に比べて潜熱加熱プロファイル推定において圧倒的に優れている。しなしながら、(2)で述べたように氷粒子に対する感度、氷相降水推定の不確定性、そして観測幅の狭さによるサンプリングエラーが PR の弱点である。氷粒子に対する感度と氷相降水の推定精度については、35 GHz の周波数が追加される GPM 搭載二周波降水レーダによって向上が期待される。サンプリングエラーについては、DPR の観測幅が PR にくらべて広がるわけではないのでレーダとマイクロ波の融合利用を進める必要がある。GPM 以降には、衛星搭載レーダの観測幅拡大や多数の衛星に搭載可能な簡易型降雨レーダの実現といった、ハードウェア面からのサンプリングエラーの軽減が期待される。

参考文献

- Grecu, M., and W. S. Olson, 2006: Bayesian estimation of precipitation from satellite passive microwave observations using combined radar-radiometer retrievals. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **45**, 416-433.
- Johnson, R. H., and P. E. Ciesielski, 2002: Characteristics of the 1998 summer monsoon onset over the northern South China Sea. *J. Meteor. Soc. Japan*, **80**, 561-578.
- Kummerow, C., W. S. Olson and L. Giglio, 1996: A simplified scheme for obtaining precipitation and vertical hydrometeor profiles from passive microwave sensors. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **34**, 1213-1232
- Magagi, R., and A. P. Barros, 2004: Estimation of latent heating of rainfall during the onset of the Indian monsoon using TRMM PR and radiosonde data. *J. Appl. Meteor.*, **43**, 328-349.
- Olson, W. S., C. D. Kummerow, Y. Hong and W.-K. Tao, 1999: Atmospheric latent heating distributions in the tropics derived from passive microwave radiometer measurements. *J. Appl. Meteor.*, **38**, 633-644.
- Olson, W. S., Y. Hong, C. D. Kummerow and J. Turk, 2001: A texture-polarization method for estimating

- convective-stratiform precipitation area coverage from passive microwave radiometer data. *J. Appl. Meteor.*, **40**, 1577-1591.
- Satoh, S., and A. Noda, 2001: Retrieval of latent heating profiles from TRMM radar data. Proceedings of 30th International Conf. on Radar Meteorology, [Munich, Germany; 19-24 July 2001], 340-342.
- Shige, S., Y. N. Takayabu, W.-K. Tao and D. E. Johnson, 2004: Spectral retrieval of latent heating profiles from TRMM PR data. Part I: Development of a model-based algorithm. *J. Appl. Meteor.*, **43**, 1095-1113.
- Shige, S., Y. N. Takayabu, W.-K. Tao and C.-L. Shie, 2006: Spectral retrieval of latent heating profiles from TRMM PR data. Part II: Algorithm Improvement and heating estimates over tropical ocean regions. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, accepted.
- Takayabu, Y. N., 2002: Spectral representation of rain features and diurnal variations observed with TRMM PR over the equatorial area. *Geophys. Res. Lett.*, **29**, doi:10.1029/2001GL014113.
- Tao, W.-K., S. Lang, J. Simpson and R. Adler, 1993: Retrieval algorithms for estimating the vertical profiles of latent heat release: Their applications for TRMM. *J. Meteor. Soc. Japan*, **71**, 685-700.
- Tao, W.-K., S. Lang, J. Simpson and R. Adler, 2006: Retrieval of latent heating from TRMM measurements. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, in press.
- Yang, S., and E. A. Smith, 1999a: Four-dimensional structure of monthly latent heating derived from SSM/I satellite measurements. *J. Climate*, **4**, 1016-1037.
- Yang, S., and E. A. Smith, 1999b: Moisture budget analysis of TOGA COARE area using SSM/I-retrieved latent heating and large scale Q_2 estimates. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **16**, 633-655.